

УДК 338.48:502.4:004.6:519.23

DOI: <https://doi.org/10.32782/2708-0366/2026.27.35>**Пригара О.В.**

кандидат біологічних наук, доцент,
доцент кафедри туризму,
Державний вищий навчальний заклад
«Ужгородський національний університет»
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3433-7173>

Pryhara Olha

State University "Uzhhorod National University"

РОЛЬ BIG DATA У ПРОГНОЗУВАННІ ТУРИСТИЧНИХ МАРШРУТІВ У ПРИРОДООХОРОННІ ТЕРИТОРІЇ

THE ROLE OF BIG DATA IN FORECASTING TOURIST ROUTES TO PROTECTED AREAS

У статті розкрито роль big data у прогнозуванні туристичних маршрутів у природоохоронні території як економічно впливового інструмента управління просторовою поведінкою відвідувачів. Актуальність цього дослідження зумовлена насамперед зростанням і нормалізацією туристичної мобільності, що посилюють ризик локальних перевантажень стежок і вузлів інфраструктури. Метою статті є обґрунтування аналітичної моделі. У цій моделі маршрут розглядається саме як послідовність виборів у мережі зон і сегментів. Прогноз потоків по цій мережі використовується для мінімізації очікуваних суспільних втрат (при збереженні рекреаційної корисності території). Практичне ж значення отриманих результатів полягає у спроможності на їх основі проектувати превентивні управлінські рішення, а на основі прогнозу маршрутних потоків оцінювати їхню ефективність.

Ключові слова: big data, туристичні маршрути, природоохоронні території, прогнозування попиту, просторово-часові моделі, зовнішні ефекти, управління відвідувачами.

The article examines the role of big data in forecasting tourist routes to protected areas as an economically meaningful instrument for governing visitors' spatial behaviour. The relevance of the study stems from the fact that the recovery and expansion of tourism mobility amplify the risk of localised congestion on trails, access nodes and viewing points, while ecological fragility and limited carrying capacity generate substantial external costs that remain largely invisible in individual travel choices. The purpose of the paper is to justify an analytical framework in which a route is treated as a sequence of choices on a network of zones and segments, and route-level flow forecasts are used to minimise expected social losses while preserving the recreational value of the destination. Methodologically, the study relies on integrating official tourism and conservation statistics with high-frequency digital traces from mobility data and outdoor tracking platforms, which makes it possible to anchor the overall scale of demand and, at the same time, refine the internal spatiotemporal allocation of visits. The results demonstrate that the main advantage of big data lies in moving from aggregate visitation forecasting to route-flow forecasting, thereby enabling management of concentration on a small subset of segments where marginal external costs rise nonlinearly. The paper offers an economic interpretation of forecasts through a welfare-loss function that aggregates ecological and service-related consequences of congestion, and through concentration indicators capturing the degree to which flows "lock in" on the most popular parts of the network. It is further argued that, without validation procedures and representativeness corrections, mobility and platform data may reproduce digital inequality as a misleading proxy for demand. The proposed approach makes it possible to treat a tourist route not merely as a



© Пригара О.В., 2026

Стаття поширюється на умовах ліцензії відкритого доступу (CC BY 4.0)

spatial trajectory, but as an economically relevant object of management, taking into account capacity constraints and congestion externalities. The results can be applied by protected area authorities to substantiate preventive decisions aimed at redistributing visitor flows.

Keywords: *big data, tourist routes, protected areas, demand forecasting, spatiotemporal modelling, externalities, visitor management.*

Постановка проблеми. У теперішній ситуації кожен туристичний маршрут на природоохоронній території вже сам по собі несе певну економічну вагу, екологічну ціну й одночасно точку потенційної управлінської слабкості. Коли популярність парку чи заповідника різко зростає, справа вже не зводиться до простого підрахунку – скільки приїхало людей і скільки вони там пробули. Набагато важливішим стає саме те, як ці відвідувачі розподіляються по території: де саме на стежках з'являються скупчення, в які години чи дні тижня навантаження стає надмірним, як змінюються обрані траєкторії залежно від погоди, від сплеску уваги в медіа, від того, чи ходить транспорт до певної точки, чи ні. Саме тут, як мені здається, економіка туристичної діяльності впритул переходить в економіку використання природних ресурсів – це вже не абстрактна межа, а реальний вузол проблем.

Якщо окремі маршрути перевантажуються, це одразу тягне за собою цілу низку ускладнень. Так, природа «зношується» швидше, витрати на підтримку порядку, прибирання, ремонт і безпеку помітно зростають, а при цьому ж із часом територія може втратити частину своєї привабливості як туристичний об'єкт загалом. З іншого боку, коли деякі ділянки майже не використовуються – це теж втрачає, адже наявні недоотримані надходження, простояє інфраструктура, яку будували і підтримують тощо. Тож завдання, всупереч поширеній помилці, полягає не в тім, щоб просто «не переповнити», а в тому, аби знайти і підтримувати розумний розподіл навантаження.

Саме тому прогнозування не загальної кількості відвідувачів, а саме того, якими маршрутами і в який час вони рухатимуться, перстає бути якоюсь другорядною аналітичною вправою. Це вже один з основних інструментів, за допомогою якого можна реально керувати попитом у ситуації, коли простір обмежений, а екологічні межі – досить жорсткі.

Тут великі дані дають відчутну перевагу порівняно з традиційними засобами економічного аналізу. Бо якщо брати звичайні методи – усім відомі підрахунки на входах, опитування, спостереження в полі – то вони завжди подають неповну картину, та ще й і з запізненням. Натомість дані від мобільних операторів, геолокаційних сервісів, платформ бронювання чи навіть соцмереж з геотегами дозволяють бачити вже реальні шляхи руху людей з досить високою роздільною здатністю по часу і простору. Відповідно, з'являється можливість прогнозувати не тільки «приблизно скільки», а конкретніше – де і коли утворюються критичні скупчення, які сегменти мережі ризикують перевантажитися найближчим часом. А це вже, своєю чергою, дає підстави для таких управлінських рішень, які можна виправдати економічно.

Тому й виходить, що перехід від простої статистики відвідуваності до розуміння і прогнозування саме просторово-часових особливостей руху – це те, завдяки чому великі дані перестають бути просто модним доповненням і стають реальним важелем для збереження балансу між туризмом і охороною природи.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Останні роки позначені помітним зсувом від описових підходів до аналітики, що працює з цифровими слідами відвідувачів, причому найбільш переконливі результати отримано на масивах мобільних та LBS-даних. Так, К. Й. Кім, Т. Кубо та Дж. Нісіхіро показують, що навіть у ситуаціях різких шоків, подібних до пандемії COVID-19, мобільні дані дають змогу реконструювати не лише загальні зміни рекреаційної активності, а й її просторово-часову структуру, тобто те, як перебудовується карта відвідувань під впливом обмежень і ризиків [1]. В іншому сегменті літератури акцент зроблено на проблемі валідації цифрових

проксі. Зокрема, Ю. Лян, Дж. Ін, Б. Пан, М. С. Лін, Л. Міллер, Б. Д. Тафф та Г. Чі, порівнюючи мобільні дані з польовими вимірами й адміністративною статистикою, показують, у яких випадках цифрові сліди відтворюють реальні патерни відвідувань, а де формують систематичні перекося, пов'язані зі структурою користувачів і алгоритмами агрегування [4; 7; 8]. Сам факт появи таких робіт є принципово важливим, адже переводить дискусію з рівня кількості спостережень на рівень якості та контрольованості інтерпретації.

Помітним напрямом стало використання даних з платформ активного туризму та трекінгових застосунків, де маршрутна інформація становить безпосередній зміст сервісу. Так, Ж. Кошта, А. Гомеш, М. Стоукс і М. Сарайва на матеріалі платформи Wikiloc демонструють, що такі дані дозволяють відтворювати топологію популярних стежок, сезонність і концентрацію активності, тобто ті характеристики, які безпосередньо лежать в основі маршрутних прогнозів [5]. Паралельно розвивається лінія робіт, що залучає соціальні дані без геотегів. Ю. Кубота, Т. Міясака, М. Каджікава, А. Оба та К. Міясака на прикладі національного парку в Японії доводять, що контентні й контекстні ознаки повідомлень можуть бути використані для інферування просторових характеристик відвідувань у випадках, коли прямі координати недоступні або істотно обмежені [6]. Ці підходи додають до аналізу «семантичний» вимір – мотивації, очікування та сприйняття, які для економічного аналізу є не менш значущими, ніж сам фізичний рух.

На стику економіки, просторового аналізу і машинного навчання посилилися спроби будувати прогнозні моделі попиту для «розумного» туризму. Так, Дж. Ма пропонує інтегрувати просторову метрологію з глибинними нейромережами для прогнозування туристичного попиту, демонструючи можливість урахування складних просторово-часових залежностей [2]. Водночас у частині, що стосується саме маршрутів у природоохоронних територіях, дослідницький фокус часто залишається на відвідуваності як агрегаті, а не на траєкторіях як послідовностях рішень у мережі стежок. Роботи Дж. Лу, С. Хуан, Дж. А. Купфера, С. Сяо, Ж. Лі та Х. Вей, присвячені національним паркам США, демонструють потенціал аналізу парків як системи просторових, часових і соціальних взаємодій, однак сама постановка питання про вибір маршрутів і перерозподіл трафіку між сегментами мережі ще не стала стандартною для економічних досліджень з управління відвідувачами [3]. У цьому ж руслі Дж. Болленбах, Д. Ребгольц і Р. Келлер пропонують формалізувати подібність маршрутів на основі машинного навчання з урахуванням експертного знання, що відкриває перспективи для сегментації та сценарного прогнозування у сталому туризмі [9].

З погляду емпіричної бази, сучасні публікації також фіксують зростання доступності структурованих ресурсів. Так, Ф. Бушке, К. Капітані, П. Шагнер, К. Нсенгійвума, Г. Окело та О. Сіссе підготували датасет довоєнної відвідуваності природоохоронних територій Африки, який може слугувати основою для міжрегіональних порівнянь і калібрування моделей [10]. На рівні міжнародних організацій сформовано важливий статистичний і картографічний контекст: звіти Програми ООН з навколишнього середовища, бази даних Protected Planet та WDPA, а також аналітика OECD, World Economic Forum і UN Tourism задають рамки для зіставлення туристичних потоків з режимами охорони і рівнем інфраструктурного розвитку [11–17]. Окрему роль відіграють масиви мобільності, створені у відповідь на пандемію, зокрема дані Google та Meta, які використовуються для калібрування поведінкових зрушень і перевірки стабільності моделей у кризових режимах [19–20].

Виділення невирішених частин загальної проблеми. Попри зростання масивів даних про туристичну мобільність і розвиток аналітичних інструментів, у практиці управління природоохоронними територіями досі залишається низка принципово невирішених питань, які безпосередньо стосуються предмета цієї статті. Передусім

ідеться про розрив між технічним прогнозуванням потоків і їх економічним осмисленням. У більшості випадків маршрути розглядаються лише як геометричні траєкторії або як сукупність точок перебування, тоді як для управління важливо розуміти їх послідовність виборів у мережі зон з різною пропускну здатністю та різною «ціною» перевантаження. Відсутність такого підходу унеможливує перехід від опису поведінки відвідувачів до обґрунтованого перерозподілу потоків з урахуванням суспільних втрат.

Другою невирішеною проблемою є невизначеність щодо того, як саме інтегрувати цифрові сліди в систему управлінських рішень. Навіть коли прогноз маршрутів побудований, він часто лишається аналітичним продуктом, відірваним від інструментів впливу на поведінку туристів. Не сформовано чіткої логіки переходу від прогнозу до інтервенції: незрозуміло, за якими критеріями слід обирати між інформуванням, обмеженням доступу, часовим зонуванням або стимулюванням альтернативних маршрутів. У результаті прогноз існує як самоціль, а не як елемент механізму управління.

Третьою проблемою є недостатня увага до просторової концентрації навантаження. Навіть за стабільної або помірної загальної відвідуваності перевантаження виникає локально, на окремих сегментах маршрутної мережі, де екологічні та інфраструктурні втрати зростають непропорційно. Відсутність інструментів, які дозволяли б оцінювати саме концентрацію потоків, а не лише їх сумарний обсяг, призводить до хибного відчуття контролю над ситуацією і до запізнених реакцій на деградацію окремих ділянок.

Нарешті, невирішеною залишається проблема узгодження прогнозу з реальними межами допустимого втручання. Управління потоками у природоохоронних територіях завжди балансує між збереженням природи і збереженням рекреаційної цінності території. Без економічної інтерпретації маршрутного прогнозу як інструмента мінімізації очікуваних суспільних втрат будь-яке рішення ризикує бути або надто жорстким, або надто м'яким. Саме тому постає потреба у такій моделі прогнозування маршрутів, яка дозволяє одночасно враховувати попит, обмеження пропускну здатності та зовнішні ефекти перевантаження.

У сукупності ці обставини зумовлюють необхідність переходу від загального прогнозування відвідуваності до прогнозування маршрутів як економічно значущого об'єкта управління, що і становить безпосередній фокус цієї статті.

Формулювання цілей статті. Мета означеної статті полягає у тому, щоб економічно й методологічно обґрунтувати роль *big data* у прогнозуванні туристичних маршрутів у природоохоронні території, тобто перейти від загальної тези про «більше даних» до формалізованого інструмента управління просторовою поведінкою відвідувачів, який одночасно враховує попит, обмеження пропускну здатності, екологічні зовнішні ефекти та управлінські витрати. Відповідно, завдання дослідження зводиться до побудови цілісної аналітичної рамки, в межах якої (а) маршрут розуміється як економічний об'єкт – як послідовність виборів у мережі стежок і зон з різною «ціною» перевантаження; (б) дані мобільності, платформ активного туризму та офіційної статистики зводяться в єдину систему калібрування, де репрезентативність не декларується, а перевіряється і коригується.

Виклад основного матеріалу. Економічна специфіка прогнозування маршрутів у природоохоронних територіях полягає в тому, що ми прогнозуємо не просто обсяг відвідувань, а розподіл потоку мережею, де кожне ребро (ділянка стежки, під'їзд, оглядовий майданчик) має свою пропуску здатність і свою функцію екологічного збитку. Якщо позначити мережу як граф $G = (V, E)$, де V – вузли (входи, зони, атрактори), а E – сегменти маршруту, то базовою змінною управління стає потік $f_{E,t}$ на сегменті e у момент t . Екологічний і сервісний тиск доцільно описувати через сукупну «вартість перевантаження» $C_e(f_{e,t})$, яка включає приватний компонент (час, дискомфорт) і зовнішній компонент (ерозія, деградація біотопів, витрати на контроль). У такій логіці

втрати добробуту від зовнішніх ефектів на мережі можуть бути записані як інтеграл граничних зовнішніх витрат:

$$L_e = \sum_{x=0}^{x_2} \int_0^{x_2} MEC_e(x) dx,$$

де $MEC_e(x)$ – граничні зовнішні витрати на сегменті e за потоку x . Цей вираз важливий не тим, що він «красивий», а тим, що він відкриває прямий міст між прогнозом $f_{e,t}$ і економічною оцінкою управлінських інтервенцій, тобто між data science і регуляторною раціональністю.

Узгоджена система даних для такої задачі повинна спиратися на щонайменше три рівні. Перший – офіційна статистика як «якір» калібрування, яка дозволяє тримати модель у площині реальності, навіть коли поведінкові сигнали цифрових слідів зсуваються; для прикладу, ЄС у 2024 році вперше перетнув позначку 3 млрд. ночівель у засобах розміщення, а структура попиту майже порівну розподілилась між внутрішнім і міжнародним сегментами, що фактично означає відновлення великомасштабної мобільності і, як наслідок, зростання навантаження на дестинації, включно з природоохоронними [17]. Другий – локаційні та мобільні дані (LBS/CDR, агрегати мобільності, платформи трекінгу), які забезпечують високу частоту і просторову гранулярність, але вимагають корекції упереджень; саме тому в літературі акцентовано валідацію мобільних даних у національних парках і обережність щодо демографічних та поведінкових перекосів [4; 8]. Третій – контекстні дані (сезонність, транспортна доступність, погодні режими, інформаційні «спалахи»), які переводять прогноз із механічної екстраполяції в пояснювально-прогнозну модель.

Щоб показати, як макрорівень підштовхує потребу в маршрутному прогнозуванні, доцільно зафіксувати базові параметри середовища, які одночасно є і тлом, і джерелом регресорів для моделей.

Таблиця 1

Статистичний контекст, релевантний для прогнозування відвідувань і маршрутів у природоохоронних територіях (останні доступні роки)

Індикатор	Значення	Інтерпретація для задачі прогнозування маршрутів
1	2	3
Ночівлі в туристичних засобах розміщення в ЄС, 2024	3,02 млрд	Масштаб відновленого попиту, що збільшує тиск на дестинації, а отже підвищує цінність точного прогнозу потоків [17].
Частка ночівель у ЄС 2024: внутрішні / міжнародні	51,9% (1,57 млрд.) / 48,1% (1,45 млрд.)	Дві різні поведінкові логіки попиту, різна чутливість до цін, інформаційних сигналів та обмежень доступу [17].
Відвідування національних парків США (recreation visits), 2024	331,9 млн.	Емпіричне свідчення «перегріву» попиту в рекреаційних природних локаціях, що робить маршрутне управління необхідністю [18].
Приріст відвідувань NPS 2024 до 2023	+6,36 млн. (+2%)	Навіть відносно невелике зростання на макрорівні здатне вилитися у критичні перевантаження на вузьких сегментах мережі стежок [18].
Прогрес до цілі 30% охоплення охороною, суходіл та внутрішні води	17,58% (дефіцит 12,42 в.п.)	Дефіцит охоплення означає, що значна частина екосистем поза режимами захисту, тоді як попит на природні локації зростає – управління потоками стає інструментом «збереження через розподіл» [11].

Продовження таблиці 1

1	2	3
Прогрес до цілі 30% охоронення територією, море та узбережжя	8,44% (дефіцит 21,56 в.п.)	Особливо висока прогалина в морській сфері підсилює конфлікт між рекреаційним використанням і охоронними цілями [11].
Кількість задокументованих охоронюваних територій у глобальній базі	302 934 (плюс 6 464 ОЕСМс)	Масштаб мережі підказує, що прогнозування має бути стандартизованим і порівнюваним між територіями, а не «ручним» для кожного кейсу [11], [12].
Міжнародні туристи в Європі, січень-вересень 2025	625 млн. (+4% до 2024)	Операційний сигнал відновленої мобільності, який у пікові сезони транслюється в тиск на природні атрактори та транспортні коридори [16].

Джерело: сформовано автором на основі [11, 12, 16–18]

Тобто, як можна висувати, «вузькі місця» у природоохоронних територіях перестають бути винятком і стають, без перебільшення, саме регулярною подією. Своєю чергою, відхилення від комфортної пропускну здатності виникає не на рівні середніх значень, а на рівні пікових хвиль. Саме тому big data є не якимсь, умовно, «модним додатком», а натомість – технологією переходу від постфактум-реакції до превентивного управління.

Прогнозна частина в такій архітектурі має будуватися як задача на мережі, де оцінюється майбутній потік по сегментах і зонах. У найбільш загальному вигляді прогноз одного кроку вперед можна записати так:

$$\hat{f}_{t+1} = g_{\theta}(f_t, X_t),$$

де f_t – вектор потоків по сегментах/зонах у момент t , X_t – вектор ознак (сезонні змінні, календар, індикатори мобільності, погодні умови, транспортні обмеження, інформаційні події), а g_{θ} – параметризована модель, від класичних регресій та state-space моделей до графових нейромереж і просторово-часових трансформерів [2, 7]. Те, що в сучасних роботах доведено емпірично, полягає в можливості реконструювати і передбачати просторово-часові рекреаційні патерни на основі мобільних даних навіть у режимах різких поведінкових зрушень, коли традиційні інструменти вимірювання відстають у часі [1]. Водночас доказовість моделі не може обмежуватися точністю на історичних даних, оскільки саме в природоохоронних територіях систематичні перекося вимірювання здатні маскувати ризики для управління; тому валідаційні результати, де мобільні дані порівнюються з польовими або адміністративними вимірами, є принципово важливими для коректної економічної інтерпретації прогнозу [4, 8].

Для управлінського застосування варто вводити індикатор концентрації потоків, який описує, наскільки «маршрутний попит» замикається на невеликій кількості сегментів і тим самим множить зовнішні ефекти. На практиці, коли доступні потокові дані по сегментах або хоча б по зонах, концентрація може оцінюватися індексом Герфіндаля-Гіршмана:

$$HHI_z = \frac{\sum_{i=1}^z s_{z,i}^2}{\sum_{i=1}^z s_{z,i}},$$

де $s_{z,i}$ – частка потоку, що припадає на зону z . Економічний сенс тут очевидний: за високого HHI_z навіть стабільний загальний попит означає непропорційно високі локальні збитки на «гарячих» ділянках, отже управлінська мета повинна полягати не лише у зменшенні $\sum f$, а у зниженні концентрації через перенаштування поведінки.

Саме дані трекінгових платформ і мобільних слідів, де маршрут є фактичною траєкторією, а не ретроспективною згадкою, дають матеріал для такої оцінки [5], [7].

Щоб продемонструвати, як статистика трансформується у візуально-аналітичні конструкції, нижче подано дві діаграми, які легко відтворюються у редакторі графіків, але вже на рівні тексту показують лінію аргументації.

Як бачимо, прогнозування потоків у природоохоронні території має відрізняти поведінкові режими, оскільки «внутрішній» сегмент частіше реагує на короткі інформаційні імпульси та транспортну доступність, тоді як «міжнародний» сегмент сильніше залежить від сезонності, авіаційних коридорів і загальної геополітичної та епідемічної визначеності; інакше кажучи, у моделі g_0 має бути не абстрактний попит, а структурований попит, який по-різному тисне на маршрути [17].

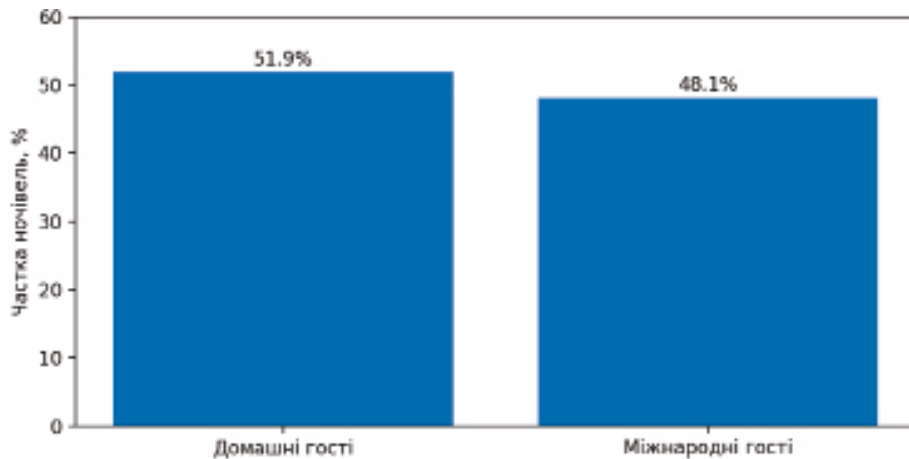


Рис. 1. Структура ночівель у ЄС (2024) як проксі структури туристичного попиту
Джерело: сформовано автором на основі [17]

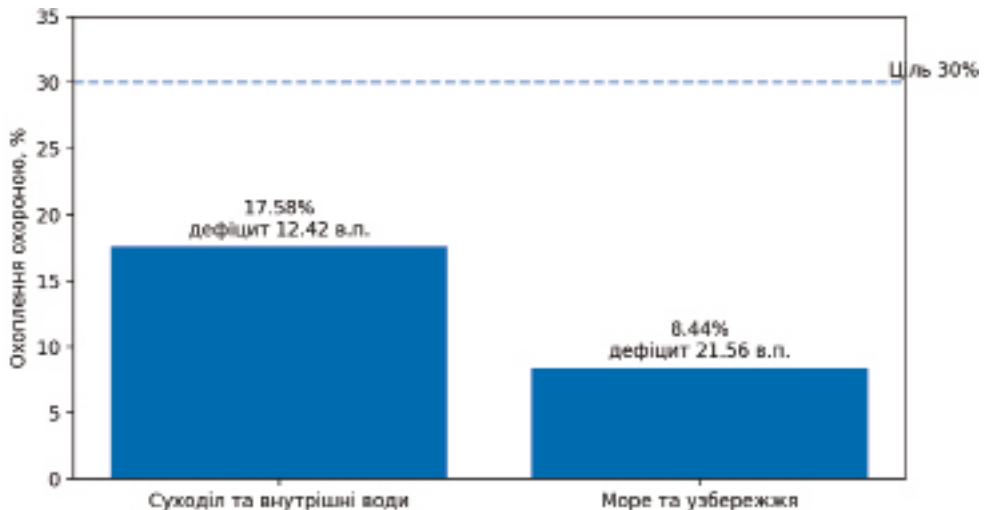


Рис. 2. Прогрес глобального охоплення охороною та дефіцит до цілі 30%
Джерело: сформовано автором на основі [11-12]

У запропонованій вище діаграмі ми бачимо логіку «обмеженого ресурсу», коли охоронний режим покриває ще не домінуючу частку екосистем, збільшення туристичного попиту об'єктивно тягне ризик перенесення навантаження на слабо захищені ділянки, а це означає, що прогнозування маршрутів має працювати як запобіжник – не допустити концентрації потоку там, де граничні зовнішні витрати зростають непропорційно [11, 12].

На основі викладеного можна сформулювати наступний висновок, згідно з яким використання big data – в задачі маршрутного прогнозування – є цінним через можливість перевести управління природоохоронними територіями у режим мінімізації очікуваних втрат добробуту. Важливо, що тут оптимізується не загальний попит, а його просторово-часовий розподіл.

Далі, щоб отриманий прогноз став придатним для управлінської практики, необхідно явно врахувати проблему валідності і репрезентативності цифрових слідів. Результати валідаційних робіт у національних парках показують, що мобільні дані можуть відтворювати патерни відвідувань, але їх потрібно коригувати з урахуванням демографічної структури користувачів і особливостей алгоритмічного агрегування [4, 8]. Економічно це означає, що помилка вимірювання не є нейтральною: вона здатна викликати хибне уявлення про «вільні» маршрути і, як наслідок, спрямувати туди додатковий потік, підвищивши фактичні зовнішні витрати. Тому практично виправданою є схема, за якої офіційні річні та місячні показники відвідуваності використовуються як «масштабні обмеження» (scale constraints), а big data – як інструмент розподілу всередині цих обмежень; саме такий підхід знижує ризик того, що модель перетвориться на відображення цифрової нерівності замість відображення реальної туристичної поведінки [4, 18].

Якщо управлінський орган має набір сценаріїв $a \in A$ (наприклад, інформаційні рекомендації щодо альтернативних стежок; тимчасові квоти; диференційовані часові слоти; резерваційні механізми), тоді вибір може бути записаний в наступний спосіб:

$$a^* = \underset{a \in A}{\operatorname{argmin}} \mathbf{B} \left[\sum_i C_i (f_{e,t+1}(a)) \right],$$

де $f_{e,t+1}(a)$ – прогнозний потік за умови впровадження інтервенції a . У цьому пункті «роль big data» проявляється найвиразніше: без прогнозу на сегментному рівні інтервенція є грубою і реактивною, тоді як з прогнозом вона стає таргетованою і превентивною, тобто економічно ефективнішою саме тому, що знижує локальні піки, не знижуючи загальної рекреаційної корисності.

Висновки. Дані великого обсягу (біг дата) в туризмі стають по-справжньому корисними з економічного погляду тільки тоді, коли перестають бути просто описом «хто де був», а перетворюються на реальний інструмент керування, куди і як розходяться люди. Маршрут тут – це вже не просто лінія на карті, а цілий ланцюжок особистих рішень у системі зон, де скрізь різні обмеження: де можна більше людей, де природа вразливіша, де інфраструктура ледве тримається. Тому набагато важливіше вміти прогнозувати не просто (умовно) «скільки взагалі приїде», а саме – як буде розподілено потоки по відповідних ділянках (і, певна річ, у відповідний час).

Саме в цьому сенсі big data дає головну перевагу – замість того, щоб гасити пожежі вже після перевантаження, можна заздалегідь бачити, де назріває проблема, прикинути, скільки втрат це принесе (екологічних, фінансових, репутаційних), і вже тоді приймати рішення. Причому не просто «забороняємо вхід», а розумно перекидаємо навантаження на інші ділянки, де це економічно виправдано і не так шкодить.

Важливий нюанс, на наше міркування, криється у тім, що означені й обговорені вище дані з телефонів і платформ самі по собі не є ідеальними в аспекті достовірності відображуваної ними дійсності. Вони завжди, так би мовити, пов'язані певними

«перекосами» – через вік користувачів, рівень багатства, звички користування гаджетами і т.д. Тому без калібрування на нормальну офіційну статистику і без регулярної перевірки, наскільки вони репрезентативні, прогноз може бути дуже гарним на папері, але відірваним від реальності. В цьому контексті чи не найкраще себе показала гібридна схема, де офіційні дані дають загальну картину обсягів і меж, а цифрові сліди вже «заповнюють» її деталями – де саме, коли саме, якими групами тощо. І головне тут навіть не максимальна точність прогнозу, виражена в цифрах, а те, щоб на його основі можна було приймати рішення, які зменшують загальні втрати для суспільства, не вбиваючи при цьому привабливість території для відпочинку і не відрізуючи людей від природи.

Бачимо три головні напрямки, які між собою тісно пов'язані.

Перший – це серйозно ускладнювати моделі (маємо на увазі – переходити до графів простору-часу, змішувати машинне навчання з класичними економетричними підходами, щоб результат не був якоюсь «чорною скринькою», а мав, натомість, зрозуміле теоретичне пояснення).

Другий – переставати просто прогнозувати потоки, а починати оцінювати, як реально працюють різні управлінські інструменти: динамічне зонування, часові вікна, бронювання місць, рекомендаційні додатки тощо. Треба тестувати їх не наосліп, а через квазіексперименти, щоб чітко бачити, як змінюється концентрація людей, як це впливає на добробут відвідувачів і на витрати адміністрації.

Третій напрямок заторкує інститути та правила гри, коли потрібні єдині стандарти даних саме для заповідних зон, чіткі протоколи захисту персональних даних, прозорі процедури перевірки моделей ззовні. Бо інакше вийде, що відповідальність за рішення перекладуть на алгоритм, що, певна річ, неприпустимо й веде до гіпостазування «системи», на котру якраз і покладається відповідальність.

Якщо це реалізувати, то в перспективі можна дійти справжнього «цифрового двійника» заповідної території – системи, де дані, моделі й управлінські рішення працюють разом.

Список використаних джерел:

1. Kim J.Y., Kubo T., Nishihiro J. Mobile phone data reveals spatiotemporal recreational patterns in conservation areas during the COVID pandemic. *Scientific Reports*. 2023. Vol. 13. Art. 20282. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-023-47326-y>
2. Ma J. Demand forecasting of smart tourism integrating spatial metrology and deep learning. *Scientific Reports*. 2025. Vol. 15. Art. 42646. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-26830-3>
3. Lu J., Huang X., Kupfer J.A., Xiao X., Li Z., Wei H. et al. Spatial, temporal, and social dynamics in visitation to U.S. national parks: A big data approach. *Tourism Management Perspectives*. 2023. Vol. 48. Art. 101143. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.tmp.2023.101143>
4. Liang Y., Yin J., Pan B., Lin M.S., Miller L., Taff B.D., Chi G. Assessing the validity of mobile device data for estimating visitor demographics and visitation patterns in Yellowstone National Park. *Journal of Environmental Management*. 2022. Vol. 317. Art. 115410. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2022.115410>
5. Costa J., Gomes A., Stokes M., Saraiva M. Recreational use of protected areas: spatiotemporal insights from the Wikiloc mobile app. *Current Issues in Tourism*. 2024. Vol. 27. No. 22. P. 3978–3998. DOI: <https://doi.org/10.1080/13683500.2024.2329278>
6. Kubota Y., Miyasaka T., Kajikawa M., Oba A., Miyasaka K. Effectiveness of Non-Geotagged Social Media Data for Monitoring Visitor Experience in a National Park in Japan. *Sustainability*. 2024. Vol. 16. No. 2. Art. 851. DOI: <https://doi.org/10.3390/su16020851>
7. Parkinson C., Pan B., Morris S.A., Rice W.L., Taff B.D., Chi G., Newman P. A Comparison of Tourists' Spatial-Temporal Behaviors Between Location-Based Service Data and Onsite GPS Tracks. *Sustainability*. 2025. Vol. 17. No. 2. Art. 391. DOI: <https://doi.org/10.3390/su17020391>
8. Rice W.L., Whitney P., Foster M.J., Thomas E.R. Use of Mobile Device Location Data for Visitor Monitoring in Backcountry Areas: A Note of Caution. *Journal of Park and Recreation Administration*. 2025. DOI: <https://doi.org/10.18666/JPRA-2025-13152>

9. Bollenbach J., Rebholz D., Keller R. The road not taken: Representing expert knowledge for route similarities in sustainable tourism using machine learning. *Electronic Markets*. 2025. Vol. 35. No. 1. Art. 72. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12525-025-00816-5>
10. Buschke F., Capitani C., Schagner P., Nsengiyumva C., Okelo H., Cisse O. et al. A dataset of pre-pandemic African protected area visitation. *Scientific Data*. 2025. Vol. 12. Art. 764. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41597-025-04998-7>
11. Protected Planet Report 2024. United Nations Environment Programme (UNEP). 2024. URL: <https://digitalreport.protectedplanet.net/>
12. Protected Areas (WDPA) – World Database on Protected Areas. Protected Planet (UNEP-WCMC, IUCN). URL: <https://www.protectedplanet.net/en/thematic-areas/wdpa>
13. OECD Tourism Trends and Policies 2024. OECD. 2024. URL: https://www.oecd.org/en/publications/2024/07/oecd-tourism-trends-and-policies-2024_17ff33a3.html
14. Travel & Tourism Development Index 2024. World Economic Forum. 2024. URL: https://www3.weforum.org/docs/WEF_Travel_and_Tourism_Development_Index_2024.pdf
15. UN Tourism Data Dashboard – Key Indicators. UN Tourism. URL: <https://www.untourism.int/tourism-data/un-tourism-tourism-dashboard>
16. World Tourism Barometer. November 2025 (Excerpt). UN Tourism. 2025. URL: https://pre-webunwto.s3.eu-west-1.amazonaws.com/s3fs-public/2025-11/World_Tourism%20Barometer_Nov25_en_excerpt.pdf
17. Tourism statistics – nights spent at tourist accommodation establishments. Eurostat Statistics Explained. URL: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/Tourism_statistics_-_nights_spent_at_tourist_accommodation_establishments
18. NPS Visitor Use Statistics Data Package, 2024 (1979–2024). National Park Service (USA), Data.gov. URL: <https://catalog.data.gov/dataset/nps-visitor-use-statistics-data-package-2024>
19. COVID-19 Community Mobility Reports. Google. 2022. URL: <https://www.google.com/covid19/mobility/>
20. Movement Distribution Maps (AI for Good Datasets). Meta. URL: <https://ai.meta.com/ai-for-good/datasets/movement-distribution-maps/>

References:

1. Kim J. Y., Kubo T. & Nishihiro J. (2023). Mobile phone data reveals spatiotemporal recreational patterns in conservation areas during the COVID pandemic. *Scientific Reports*, no. 13 (is. 1), 20282. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-023-47326-y>
2. Ma J. (2025). Demand forecasting of smart tourism integrating spatial metrology and deep learning. *Scientific Reports*, no. 15(is. 1), 42646. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-26830-3>
3. Lu J., Huang X., Kupfer J. A., Xiao X., Li Z., Wei H. et al. (2023). Spatial, temporal, and social dynamics in visitation to U.S. national parks: A big data approach. *Tourism Management Perspectives*, no. 48, 101143. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.tmp.2023.101143>
4. Liang Y., Yin J., Pan B., Lin M. S., Miller L., Taff B. D. & Chi, G. (2022). Assessing the validity of mobile device data for estimating visitor demographics and visitation patterns in Yellowstone National Park. *Journal of Environmental Management*, no. 317, 115410. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2022.115410>
5. Costa J., Gomes A., Stokes M. & Saraiva M. (2024). Recreational use of protected areas: Spatiotemporal insights from the Wikiloc mobile app. *Current Issues in Tourism*, vol. 27 (no. 22), pp. 3978–3998. DOI: <https://doi.org/10.1080/13683500.2024.2329278>
6. Kubota Y., Miyasaka T., Kajikawa M., Oba A. & Miyasaka K. (2024). Effectiveness of non-geotagged social media data for monitoring visitor experience in a national park in Japan. *Sustainability*, vol. 16 (no. 2), 851. DOI: <https://doi.org/10.3390/su16020851>
7. Parkinson C., Pan B., Morris S. A., Rice W. L., Taff B. D., Chi G. & Newman P. (2025). A comparison of tourists' spatial-temporal behaviors between location-based service data and onsite GPS tracks. *Sustainability*, vol. 17 (no. 2), 391. DOI: <https://doi.org/10.3390/su17020391>
8. Rice W. L., Whitney P., Foster M. J. & Thomas E. R. (2025). Use of mobile device location data for visitor monitoring in backcountry areas: A note of caution. *Journal of Park and Recreation Administration*. DOI: <https://doi.org/10.18666/JPra-2025-13152>
9. Bollenbach J., Rebholz D. & Keller R. (2025). The road not taken: Representing expert knowledge for route similarities in sustainable tourism using machine learning. *Electronic Markets*, vol. 35 (no. 1), 72. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12525-025-00816-5>

10. Buschke F., Capitani C., Schagner P., Nsengiyumva C., Okelo H., Cisse O. et al. (2025). A dataset of pre-pandemic African protected area visitation. *Scientific Data*, vol. 12 (is. 1), 764. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41597-025-04998-7>
11. UNEP. (2024). Protected Planet Report 2024. Available at: <https://digitalreport.protectedplanet.net/>
12. Protected Planet (UNEP-WCMC & IUCN). (n.d.). Protected Areas (WPA) – World Database on Protected Areas. Available at: <https://www.protectedplanet.net/en/thematic-areas/wdpa>
13. OECD. (2024). OECD Tourism Trends and Policies 2024. Available at: https://www.oecd.org/en/publications/2024/07/oecd-tourism-trends-and-policies-2024_17ff33a3.html
14. World Economic Forum. (2024). Travel & Tourism Development Index 2024. Available at: https://www3.weforum.org/docs/WEF_Travel_and_Tourism_Development_Index_2024.pdf
15. UN Tourism. (n.d.). UN Tourism Data Dashboard – Key Indicators. Available at: <https://www.untourism.int/tourism-data/un-tourism-tourism-dashboard>
16. UN Tourism. (2025). World Tourism Barometer: November 2025 (excerpt). Available at: https://pre-webunwto.s3.eu-west-1.amazonaws.com/s3fs-public/2025-11/World_Tourism%20Barometer_Nov25_en_excerpt.pdf
17. Eurostat. (n.d.). Tourism statistics – nights spent at tourist accommodation establishments. Available at: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/Tourism_statistics_-_nights_spent_at_tourist_accommodation_establishments
18. National Park Service. (2024). NPS Visitor Use Statistics Data Package, 2024 (1979–2024). Available at: <https://catalog.data.gov/dataset/nps-visitor-use-statistics-data-package-2024>
19. Google. (2022). COVID-19 Community Mobility Reports. Available at: <https://google.com/covid19/mobility/>
20. Meta. (n.d.). Movement Distribution Maps (AI for Good Datasets). Available at: <https://ai.meta.com/ai-for-good/datasets/movement-distribution-maps/>

Дата надходження статті: 26.01.2026

Дата прийняття статті: 23.02.2026

Дата публікації статті: 02.03.2026